

วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี) ปีที่ 12 ฉบับที่ 24 กรกฎาคม-ธันวาคม 2563

## การพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป โดยวิธีบ็อกซ์ – เจนกินส์ และวิธีการของวินเตอร์

### A FORECASTING METHODS FOR CO<sub>2</sub> EMISSION FROM USING OIL: BOX - JENKINS METHOD AND WINTER'S METHOD

ยุพิน กาญจนะศักดิ์ดา\* บุญหญิง สมร่วง สุณี ทวีสกุลวัชรระ ลักขณา เสาธยะนันท์

*Yupin Kanjanasakda\*, Boonying Somrang, Sunee Taweesakulvatchara, Luckhana Saothayanun*

คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย

*School of Science and Technology, University of the Thai Chamber of Commerce.*

**\*Corresponding author, e-mail:** [yupin\\_kan@utcc.ac.th](mailto:yupin_kan@utcc.ac.th)

**Received:** 23 August 2018; **Revised:** 25 January 2019; **Accepted:** 11 February 2019

#### บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมและเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป 2 วิธี คือ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีการของวินเตอร์ โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์มีตัวแบบที่เหมาะสมคือ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> และวิธีการของวินเตอร์มีตัวแบบพยากรณ์ ณ ช่วงเวลา t+1 จากเวลาปัจจุบัน t คือ  $\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-m}$ ,  $l=1,2,\dots,m$  และ  $\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-km}$ ,  $l = (k-1)m+1, (k-1)m+2, \dots, km$ ;  $k = 1, 2, 3, \dots$  ซึ่งค่าประมาณพารามิเตอร์คือ  $\hat{\mu}_t = 0.509 (Y_t / \hat{S}_{t-m}) + 0.491 (\hat{\mu}_{t-1} + \hat{\beta}_{t-1})$ ,  $\hat{\beta}_t = 0.001 (\hat{\mu}_t - \hat{\mu}_{t-1}) + 0.999 \hat{\beta}_{t-1}$ ,  $\hat{S}_t = 0.129 (Y_t / \hat{\mu}_t) + 0.871 \hat{S}_{t-m}$  สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์พิจารณาจากค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) และรากที่ 2 ของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) ผลการวิจัยพบว่า MAPE และ RMSE ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน ให้ค่าต่ำกว่าในการพยากรณ์ 5 เดือน และเมื่อพิจารณาวิธีการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธี พบว่า วิธีการของวินเตอร์จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน แต่สำหรับวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าวิธีการของวินเตอร์ ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 5 เดือน

**คำสำคัญ:** การพยากรณ์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีวินเตอร์

## Abstract

This research aims to determine an optimum model and compares two methods for predicting the quantity of carbon dioxide from oil use including the Box-Jenkin method and the Winters method. The suitable model of Box-Jenkin method is ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>, and in the case of the Winters method, the forecasting model for the time  $t+1$  from time  $t$  is  $\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-m}$ ,  $l = 1, 2, 3, \dots$  and  $\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-km}$ ,  $l = (k-1)m+1, (k-1)m+2, \dots, km$ ;  $k = 1, 2, 3, \dots$  with the estimated parameters  $\hat{\mu}_t = 0.509 (Y_t / \hat{S}_{t-m}) + 0.491 (\hat{\mu}_{t-1} + \hat{\beta}_{t-1})$ ,  $\hat{\beta}_t = 0.001 (\hat{\mu}_t - \hat{\mu}_{t-1}) + 0.999 \hat{\beta}_{t-1}$ ,  $\hat{S}_t = 0.129 (Y_t / \hat{\mu}_t) + 0.871 \hat{S}_{t-m}$ . We evaluate the correctness of the prediction using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE). Results indicate that MAPE and RMSE for the 3-month prediction are lower than those of the 5-month prediction. The comparison of the two methods found that the Winters method produces a lower approximation error than the Box-Jenkin method in the 3-month prediction. In contrast, the Box-Jenkin method produces a lower approximation error than the Winters method in the case of 5-month prediction.

**Keywords:** Forecasting, Box-Jenkins method, Winter's method

## บทนำ

ก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์เป็นหนึ่งในก๊าซเรือนกระจกที่มีความสำคัญ ซึ่งส่งผลต่อการเพิ่มขึ้นของสภาวะโลกร้อน โดยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ที่ปล่อยออกมาจากการเผาไหม้เชื้อเพลิง ทำให้เกิดภาวะโลกร้อนมากถึงร้อยละ 87 [1] ภาวะโลกร้อนทำให้เกิดปัญหาและส่งผลต่อความแปรปรวนของสภาพอากาศ ทำให้เกิดภัยพิบัติทางธรรมชาติ เช่น อุทกภัย ภัยแล้ง ไฟป่า การกัดเซาะชายฝั่ง หรือการเพิ่มขึ้นของแมลงพาหะนำโรค เป็นต้น [2] เชื้อเพลิงหลักที่ก่อให้เกิดก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ ได้แก่ น้ำมันสำเร็จรูป ก๊าซธรรมชาติ และถ่านหิน/ลิกไนต์ โดยปี 2560 น้ำมันสำเร็จรูปมีส่วนในการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์สูงที่สุดคือร้อยละ 39 รองลงมาคือก๊าซธรรมชาติ และถ่านหิน/ลิกไนต์ ร้อยละ 32 และร้อยละ 29 ตามลำดับ ทั้งนี้ น้ำมันสำเร็จรูป และถ่านหิน/ลิกไนต์ มีการปล่อยก๊าซเพิ่มขึ้นจากปีก่อนร้อยละ 1.8 และร้อยละ 2.3 ตามลำดับ ในขณะที่ก๊าซธรรมชาติมีการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ลดลงร้อยละ 3.1 [3] การใช้น้ำมันสำเร็จรูปมีการนำไปใช้ในภาคส่วนต่าง ๆ ได้แก่ ภาคการผลิตไฟฟ้า ภาคการขนส่ง ภาคอุตสาหกรรม และภาคเศรษฐกิจอื่น ๆ และในปี พ.ศ. 2560 พบว่า ภาคการผลิตไฟฟ้า ภาคการขนส่ง ภาคอุตสาหกรรม และภาคเศรษฐกิจอื่น ๆ มีการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปอยู่ที่ระดับ 1.1, 67.9, 10.7 และ 20.4 ล้านตันตามลำดับ [3] ซึ่งจะเห็นว่าภาคการขนส่งมีการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปมากที่สุด การดำเนินงานเพื่อลดปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ ประชาชนเป็นภาคส่วนที่สำคัญที่สุดในแง่ของการให้ความร่วมมือดำเนินกิจกรรมในส่วนที่สามารถช่วยกันทำได้ ตลอดจนช่วยกันปรับเปลี่ยนกิจวัตรประจำวัน หรือขั้นตอนการดำเนินชีวิต ไปจนถึงการปรับเปลี่ยนวิถีชีวิต เช่น การเดินทางโดยใช้ระบบขนส่งมวลชน หรือรถจักรยานแทนการใช้รถยนต์ส่วนตัว เป็นต้น

การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลามีหลายวิธีเช่น การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบแยกส่วน เทคนิคการปรับให้เรียบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ [4] เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลามักจะมีความผันแปรเนื่องจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ

ซึ่งเทคนิคการปรับให้เรียบจะช่วยขจัดอิทธิพลของความผันแปรจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ ทำให้สามารถเห็นองค์ประกอบอื่น ๆ ของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ วิธีการของวินเตอร์เป็นวิธีการหนึ่งในเทคนิคการปรับให้เรียบซึ่งเหมาะกับข้อมูลที่มีแนวโน้มและฤดูกาล สำหรับวิธีบอซ-เจนกินส์สามารถใช้กับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวทุกรูปแบบและเป็นวิธีการที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ค่อนข้างสูง ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปด้วยวิธีการพยากรณ์ทางสถิติ 2 วิธี ได้แก่ วิธีบอซ-เจนกินส์ และวิธีการของวินเตอร์ เพื่อให้นักวิจัยหรือนักวิชาการที่อยู่ในหน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถนำผลการวิจัยครั้งนี้ไปใช้เป็นแนวทางในการวางแผน หรือกำหนดนโยบายในการใช้พลังงานเพื่อให้เกิดผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมน้อยที่สุด และเป็นประโยชน์ในการวางแผนปฏิบัติการต่าง ๆ ในหน่วยงานได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไป

### วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป
2. เพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป 2 วิธี คือ วิธีบอซ-เจนกินส์ และวิธีการของวินเตอร์

### วิธีดำเนินการวิจัย

การสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป มีขั้นตอนดังนี้ คือ

#### 1. การจัดเตรียมข้อมูล

ข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2543 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2561 ทั้งหมด 221 เดือน แบ่งเป็น 2 ชุด คือ ชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2543 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 216 เดือน เป็นข้อมูลที่ใช้ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป ชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2561 เป็นข้อมูลที่ใช้มาทดสอบผลของการใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างขึ้นที่มาของแหล่งข้อมูล คือ เว็บไซต์สำนักงานนโยบายและแผนพลังงานของกระทรวงพลังงาน [5]

#### 2. การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลใช้โปรแกรมสำเร็จรูป SPSS EvIEWS และ Microsoft Excel ช่วยในการวิเคราะห์ โดยเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) และรากที่ 2 ของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) ของวิธีพยากรณ์ 2 วิธีคือ วิธีพยากรณ์ของบอซ-เจนกินส์ และวิธีการพยากรณ์ของวินเตอร์

2.1 วิธีพยากรณ์ของบอซ-เจนกินส์ [4] เป็นวิธีที่ใช้สำหรับเลือกรูปแบบที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยพิจารณาจากสหสัมพันธ์ระหว่าง  $Y$  ที่คาบเวลา  $t$  ( $Y_t$ ) และที่คาบเวลาที่ผ่านมา ( $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots$ ) เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้วจะใช้ตัวแบบนี้ในการพยากรณ์  $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots$  ในอนาคต อนุกรมเวลาที่จะกำหนดรูปแบบโดยวิธีบอซ-เจนกินส์ จะต้องเป็นอนุกรมเวลาที่อยู่ในสถานะนิ่ง (Stationary Data Series) เท่านั้น ซึ่งหมายถึง คงที่ในค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน และความแปรปรวนร่วม ไม่แปรผันตามเวลา

ขั้นตอนของวิธีพยากรณ์ของบอซ-เจนกินส์ที่สำคัญประกอบด้วย 5 ขั้นตอน ได้แก่

- (1) ตรวจสอบสถานะหนึ่งด้วยการทดสอบ Unit Root Test โดยใช้วิธีการทดสอบของ ADF Test พิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลา และพิจารณาจากกราฟฟังก์ชันอัตโนมัติสัมพันธ์ตัวอย่าง (Sample Autocorrelation Function: SACF) แทนด้วย  $r_k$
- (2) ถ้าตรวจสอบแล้วพบว่าอนุกรมเวลาไม่อยู่ในสถานะคงที่ในค่าเฉลี่ย จะทำการแปลงเป็นอนุกรมเวลาชุดใหม่  $\{W_t\}$  ที่มีลักษณะคงที่ในค่าเฉลี่ย โดยการหาผลต่างของอนุกรมเวลา และถ้าไม่คงที่ในความแปรปรวน จะแปลงอนุกรมเวลาด้วยลอการิทึมธรรมชาติ หรือรากที่สอง เป็นต้น
- (3) กำหนดตัวแบบที่คาดว่าจะเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาโดยพิจารณาจากกราฟ SACF และ SPACF (Sample Partial Autocorrelation Function: SPACF) แทนด้วย  $r_{kk}$
- (4) ประมาณค่าพารามิเตอร์ในสมการที่เลือกไว้ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary least Squares)
- (5) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบจากกราฟ SACF และ SPACF ของส่วนตกค้าง (Residuals:  $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ ) ถ้าตรวจสอบแล้วพบว่าไม่เหมาะสม ให้ดำเนินการกำหนดตัวแบบใหม่ตามขั้นตอน (3)

จากวิธีของบอซ-เจนกินส์จะได้ตัวแบบอนุกรมเวลาที่เรียกว่า ตัวแบบ ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) และตัวแบบที่ศึกษาในครั้งนี้เป็นตัวแบบ ARIMA (p,d,q)(P,D,Q) มีรูปแบบดังนี้

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_q(B^S)e_t$$

โดยที่  $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$\Phi_p(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_p B^{pS}$$

$$\Theta_q(B^S) = 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_q B^{qS}$$

$\phi_1, \dots, \phi_p$  คือ สัมประสิทธิ์การถดถอย (Autoregressive Coefficients) a

$\theta_1, \dots, \theta_q$  คือ สัมประสิทธิ์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Coefficients)

$\delta$  คือ ค่าคงที่

B คือ ตัวดำเนินการถอยหลังเวลา (Backward Shift Operator)

$$\text{นั่นคือ } B^m Y_t = Y_{t-m}$$

d คือ จำนวนครั้งของการทำผลต่างเพื่อให้อนุกรมเวลา  $\{Y_t\}$  เป็นอนุกรมเวลาที่อยู่ในสถานะคงที่ในค่าเฉลี่ย

D คือ จำนวนครั้งของการทำผลต่างฤดูกาล

p คือ อันดับของตัวแบบการถดถอย

P คือ อันดับของตัวแบบการถดถอยฤดูกาล

q คือ อันดับของตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

Q คือ อันดับของตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ฤดูกาล

S คือ ความยาวของคาบฤดูกาล

$e_t$  คือ ตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงปกติมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ความแปรปรวนคงที่ และเป็นอิสระกัน

## 2.2 วิธีพยากรณ์ของวินเตอร์ [6]

อนุกรมเวลา  $\{Y_t\}$  ที่มีแนวโน้ม มีองค์ประกอบฤดูกาล และการเปลี่ยนแปลงหรือการแกว่งของฤดูกาล ไม่คงที่ แปรผันตามเวลาหรือแปรผันตามระดับของอนุกรมเวลา กล่าวคือ การแกว่งจะมากขึ้น ขณะที่ระดับของอนุกรมเพิ่มขึ้น ในกรณีนี้ควรเลือกใช้วิธีวินเตอร์เชิงคูณ (Multiplicative Winter's Method) ซึ่งมีตัวแบบอนุกรมเวลาดังนี้

$$Y_t = (\mu + \beta t)s_t + \varepsilon_t, t = 1, 2, \dots, n$$

โดยที่  $\mu$  เป็นพารามิเตอร์แทนระดับ หรือค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลา

$\beta$  เป็นพารามิเตอร์แทนความชันของอนุกรมเวลา

$s_t$  เป็นพารามิเตอร์แทนองค์ประกอบฤดูกาลของอนุกรมเวลา

$\varepsilon_t$  เป็นค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม หรือองค์ประกอบไม่ปกติ ซึ่งมีข้อสมมติพื้นฐาน คือ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ ศูนย์ ความแปรปรวนคงที่ ไม่มีสหสัมพันธ์กันและมีการแจกแจงปกติ

ตัวแบบพยากรณ์  $\{Y_t\}$  แบบจุดที่เวลา  $t+1$  จากเวลาปัจจุบัน  $t$  ( $t=1, 2, \dots$ ) เป็นดังนี้

$$\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{s}_{t+l-m}, l = 1, 2, \dots, m \text{ และ}$$

$$\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{s}_{t+l-km}, l = (k-1)m+1, (k-1)m+2, \dots, km; k = 1, 2, 3, \dots$$

โดยปรับค่าประมาณของพารามิเตอร์ดังนี้

$$\hat{\mu}_t \text{ เป็นค่าประมาณระดับ ซึ่ง } \hat{\mu}_t = \alpha(Y_t / \hat{s}_{t-m}) + (1-\alpha)(\hat{\mu}_{t-1} + \hat{\beta}_{t-1})$$

$\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ) แทน ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับปรับระดับของอนุกรมเวลา

$$\hat{\beta}_t \text{ เป็นค่าประมาณแนวโน้ม ซึ่ง } \hat{\beta}_t = \gamma (\hat{\mu}_t - \hat{\mu}_{t-1}) + (1-\gamma) \hat{\beta}_{t-1}$$

$\gamma$  ( $0 < \gamma < 1$ ) แทน ค่าคงที่ปรับแนวโน้มหรือความชันของอนุกรมเวลา

$$\hat{s}_t \text{ เป็นค่าประมาณฤดูกาล ซึ่ง } \hat{s}_t = \delta(Y_t / \hat{\mu}_t) + (1-\delta)\hat{s}_{t-m}$$

$\delta$  ( $0 < \delta < 1$ ) แทน ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับฤดูกาลของอนุกรมเวลา

## 3. การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์

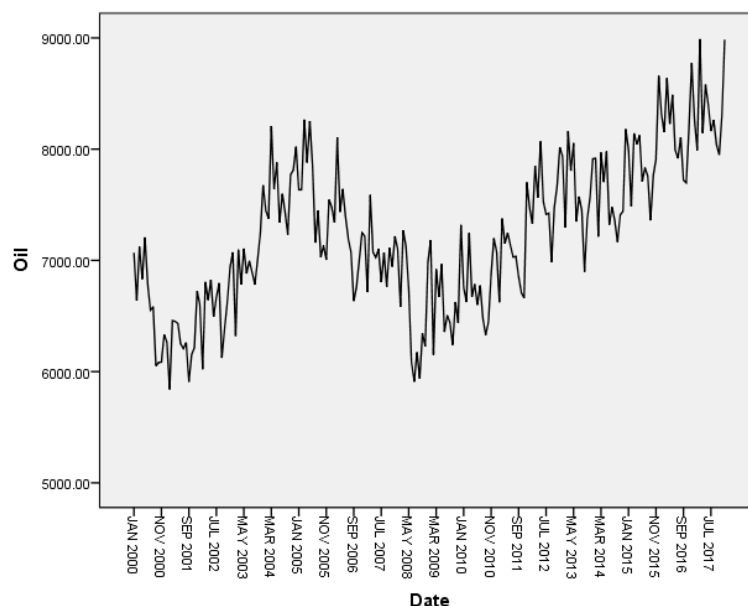
การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ทั้ง 2 วิธีจะพิจารณาจากค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) และรากที่ 2 ของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Root Mean Square Error) โดยที่

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \text{ และ } RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}}$$

## ผลการวิจัย

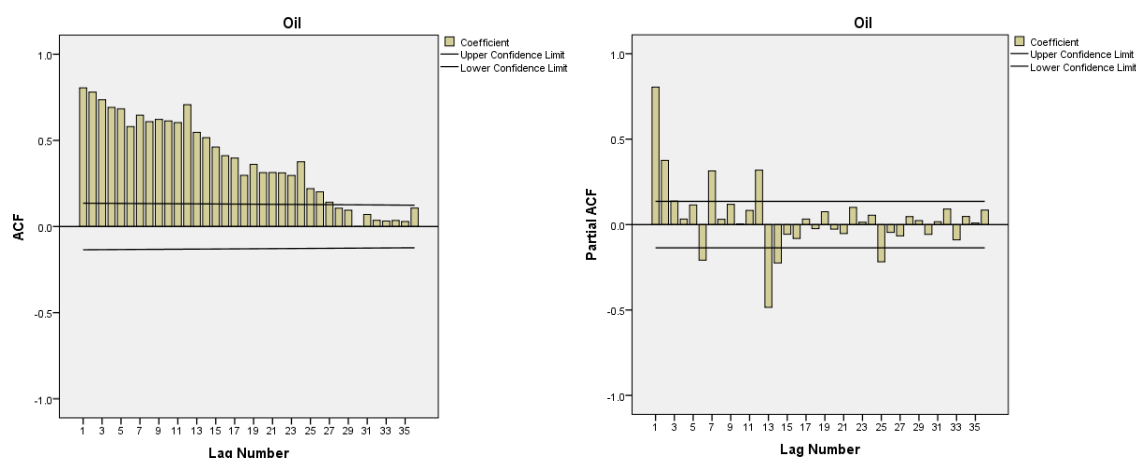
### 1. วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ผลการวิจัยในแต่ละขั้นตอนเป็นดังนี้

(1) ตรวจสอบสถานะนิ่ง จากกราฟ  $(t, Y_t)$  ซึ่งแสดงอนุกรมเวลาของปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2543 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 216 เดือน พบว่าการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาของปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป มีความไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย ดังภาพที่ 1



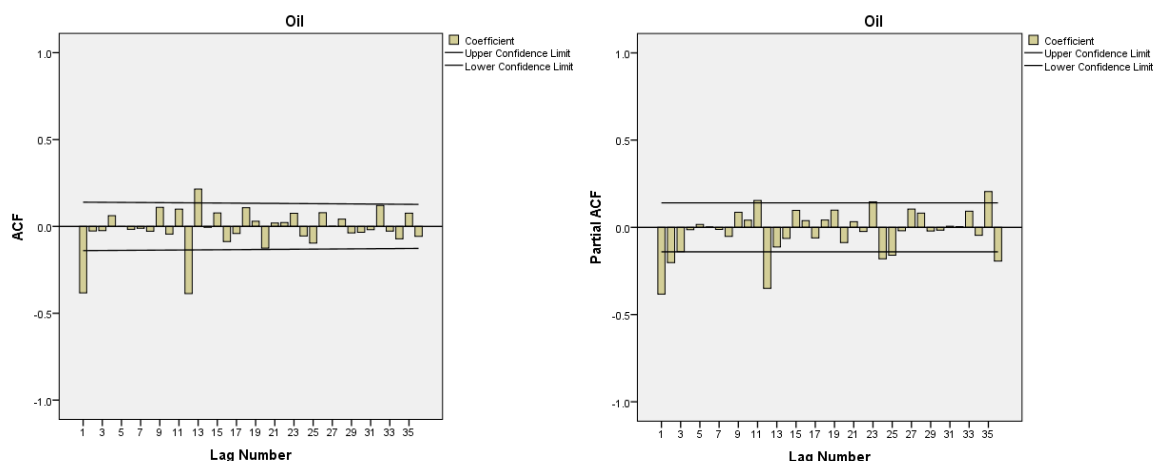
ภาพที่ 1 การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป

(2) เมื่อพิจารณาจากกราฟ SACF พบว่าการเคลื่อนไหวของ  $r_k$  มีลักษณะลดลงช้า แสดงว่าอนุกรมเวลาอยู่ในสถานะไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย และเมื่อพิจารณาจากกราฟ SPACF ค่า  $r_{kk}$  มีค่าสูงที่  $k = 12, 24, \dots$  แสดงถึงอิทธิพลของฤดูกาล ดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 กราฟ SACF และ SPACF ของอนุกรมเวลาปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป

จากกราฟอนุกรมเวลาและกราฟ SACF แสดงว่าอนุกรมเวลาอยู่ในสถานะไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย (ADF Test = - 1.329815, p-value = 0.6156) และมีอิทธิพลของฤดูกาล (Kruskal-Wallis Test = 29.378, p-value = 0.002) จึงต้องหาผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง ได้กราฟ SACF และ SPACF ของอนุกรมเวลาชุดใหม่ดังภาพที่ 3 ซึ่งเป็นอนุกรมเวลาอยู่ในสถานะคงที่ในค่าเฉลี่ย (ADF Test = - 11.59171, p-value = 0.0000) และไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Kruskal-Wallis Test = 1.626, p-value = 0.999)



ภาพที่ 3 กราฟ SACF และ SPACF ที่มีการหาผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง

(3) กำหนดตัวแบบที่เหมาะสม โดยพิจารณาจากกราฟ SACF และ SPACF ของอนุกรมเวลาชุดใหม่ พบว่า  $r_k$  มีค่าสูงที่  $k = 1$  และ  $r_{kk}$  มีค่าลดลงเร็ว เมื่อ  $k$  มีค่ามากขึ้น และ  $r_k$  มีค่าสูงที่  $k = 12$  และ  $r_{kk}$  มีค่าลดลงเข้าใกล้ 0 ที่  $k = 24, 36, \dots$  ดังนั้นตัวแบบที่เหมาะสมคือ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ซึ่งเขียนเป็นรูปแบบได้ดังนี้

$$(1-B)(1-B^{12})Y_t = \delta + \theta_1(B)\Theta_1(B^{12})a_t \text{ หรือ}$$

$$(1-B)(1-B^{12})Y_t = \delta + (1-\theta_1 B)(1-\Theta_{12}B^{12})a_t$$

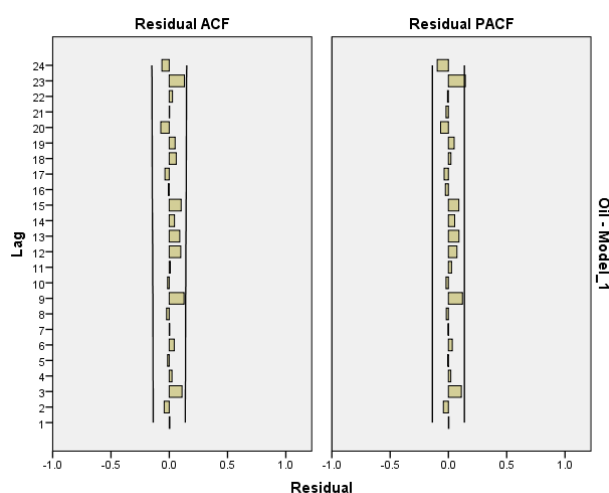
จากตัวแบบที่กำหนด ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ของอนุกรมเวลา  $Y_t$  ประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ได้ค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ค่าประมาณพารามิเตอร์จากตัวแบบ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>

ARIMA Model Parameters				Estimate	SE	t	Sig.
Oil- Model_1	Oil No Transformation	Difference	1				
		MA	Lag 1	.453	.064	7.112	.000
		Seasonal Difference	1				
		MA,	Lag 1	.917	.090	10.206	.000
		Seasonal					

ดังนั้น ตัวแบบ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> คือ  $(1-B)(1-B^{12})Y_t = \delta + (1-\theta_1 B)(1-\Theta_{12}B^{12})a_t$  โดยที่  $\hat{\theta}_1 = 0.453$  และ  $\hat{\Theta}_{12} = 0.917$

(4) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ โดยตรวจสอบจากกราฟ SACF และ SPACF ของส่วนตกค้างพบว่า  $r_k$  และ  $r_{kk}$  ของส่วนตกค้างตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ทุกค่า lag ดังภาพที่ 4 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่เกิดปัญหา Autocorrelation นั่นคือความคลาดเคลื่อนสุ่มเป็นอิสระกัน (P-value = 0.5351 จาก Ljung-Box Q Test)



ภาพที่ 4 กราฟ SACF และ SPACF ของส่วนตกค้างจากตัวแบบ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>

เมื่อตรวจสอบด้วยสถิติ Shapiro-Wilk พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงแบบปกติ (P-value = 0.101) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคือตัวแบบ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ที่เลือกมีความเหมาะสม

#### 1. วิธีพยากรณ์ของวินเตอร์

ผลการวิเคราะห์ค่า  $\alpha$  และ  $\gamma$  และ  $\delta$  ที่ให้ค่า MSE ต่ำสุด คือ  $\alpha = 0.509$   $\gamma = 0.001$  และ  $\delta = 0.129$  จากค่า  $\alpha = 0.509$  แสดงว่าในการพยากรณ์ให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบันและอดีตใกล้เคียงกัน สำหรับค่า  $\gamma = 0.001$  และ  $\delta = 0.129$  แสดงว่าแนวโน้มและฤดูกาลมีการเปลี่ยนแปลงไม่มากในช่วงเวลาที่ศึกษาแต่ไม่ได้หมายความว่าไม่มีแนวโน้มหรือฤดูกาล ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ค่าจริง  $Y_{t+1}$  แบบจุดที่เวลา  $t+1$  จากเวลาปัจจุบัน  $t$  ( $t=1, 2, \dots, l$ ) เป็นดังนี้  $\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-m}$ ,  $l=1, 2, \dots, m$  และ

$$\hat{Y}_t(l) = (\hat{\mu}_t + l \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-km}, l = (k-1)m+1, (k-1)m+2, \dots, km; k = 1, 2, 3, \dots$$

โดยที่ค่าประมาณของพารามิเตอร์องค์ประกอบต่าง ๆ เป็นดังนี้

ตารางที่ 2 ค่าประมาณพารามิเตอร์จากวิธีการของวินเตอร์

Exponential Smoothing Model Parameters						
Model			Estimate	SE	t	Sig.
Oil-Model_1	No Transformation	Alpha (Level)	.509	.056	9.033	.000
		Gamma (Trend)	.001	.016	.061	.951
		Delta (Season)	.129	.051	2.513	.013

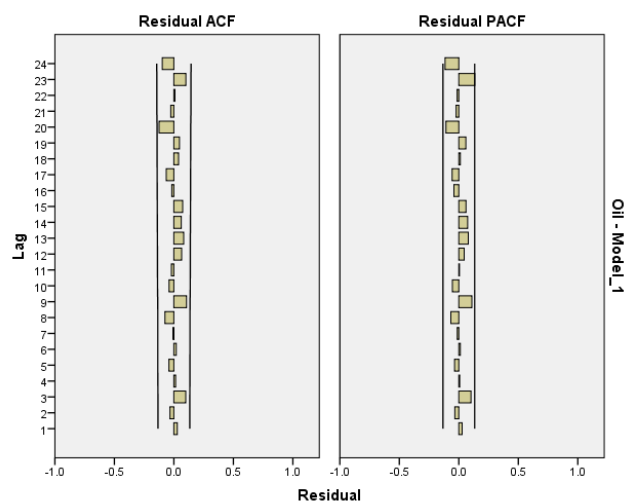


$\hat{\mu}_t$  เป็นค่าประมาณระดับ โดยที่  $\hat{\mu}_t = 0.509(Y_t / \hat{s}_{t-m}) + 0.491(\hat{\mu}_{t-1} + \hat{\beta}_{t-1})$

$\hat{\beta}_t$  เป็นค่าประมาณแนวโน้ม โดยที่  $\hat{\beta}_t = 0.001(\hat{\mu}_t - \hat{\mu}_{t-1}) + 0.999\hat{\beta}_{t-1}$

$\hat{s}_t$  เป็นค่าประมาณฤดูกาล โดยที่  $\hat{s}_t = 0.129(Y_t / \hat{\mu}_t) + 0.871\hat{s}_{t-m}$

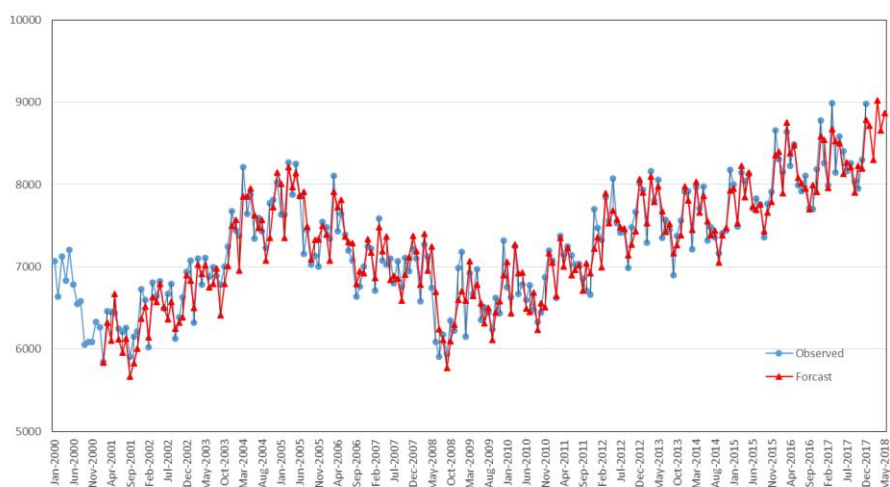
ผลการพยากรณ์เมื่อตรวจสอบจากกราฟ SACF และ SPACF ของส่วนตกค้าง พบว่า  $r_k$  และ  $r_{kk}$  ตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ทุกค่า lag ดังภาพที่ 5 แสดงว่าตัวแบบจากวิธีการวินเตอร์มีความเหมาะสม



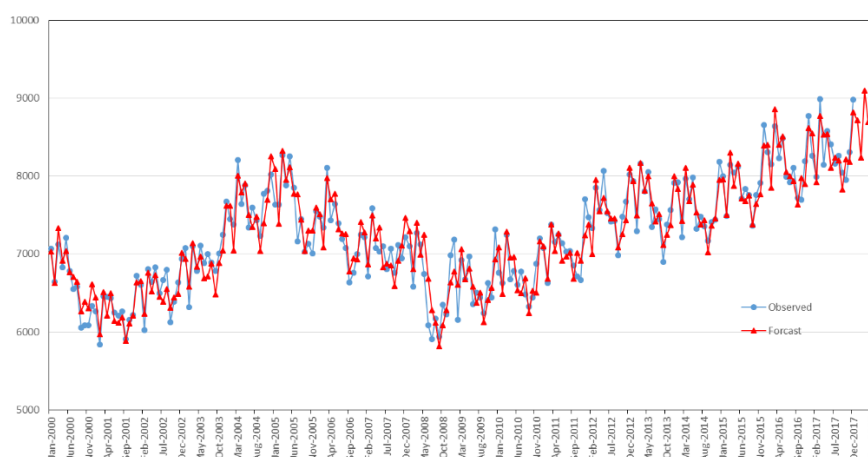
ภาพที่ 5 กราฟ SACF และ SPACF ของส่วนตกค้างจากวิธีการของวินเตอร์

## 2. การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์

การวิจัยครั้งนี้ได้ทดลองพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปโดยวิธีบอซซ์ – เจนกินส์ และวิธีการของวินเตอร์ โดยแบ่งการพยากรณ์ล่วงหน้าเป็น 2 ช่วงเวลา คือ ช่วงระยะเวลา 3 เดือนล่วงหน้า และช่วงระยะเวลา 5 เดือนล่วงหน้า



ภาพที่ 6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลา และค่าพยากรณ์จากวิธีพยากรณ์บอซซ์-เจนกินส์



ภาพที่ 7 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลา และค่าพยากรณ์จากวิธีพยากรณ์วินเตอร์

ตารางที่ 3 ความคลาดเคลื่อนจากวิธีพยากรณ์ 2 วิธี โดยการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน และ 5 เดือน

ความคลาดเคลื่อนจาก การพยากรณ์	3 เดือนล่วงหน้า		5 เดือนล่วงหน้า	
	ARIMA	Winter	ARIMA	Winter
MAPE (%)	0.825%	0.796%	1.36%	1.60%
RMSE	103.7408	75.90142	148.4009	172.4706

จากตารางที่ 3 พบว่าค่า MAPE และค่า RMSE ที่ได้จากการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน จะมีค่าต่ำกว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์ล่วงหน้า 5 เดือน แสดงว่าการพยากรณ์ล่วงหน้าในระยะสั้นจะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าในระยะที่ยาวขึ้น และเมื่อพิจารณาวิธีพยากรณ์ทั้ง 2 วิธี พบว่า การพยากรณ์ 3 เดือนล่วงหน้าวิธีพยากรณ์ของวินเตอร์จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่าวิธีบอซ-เจนกินส์ แต่เมื่อพยากรณ์ 5 เดือนล่วงหน้าวิธีบอซ-เจนกินส์จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่าวิธีพยากรณ์ของวินเตอร์

## สรุปและอภิปรายผล

การวิจัยครั้งนี้ได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป 2 วิธีคือ วิธีบอซ-เจนกินส์ และวิธีพยากรณ์ของวินเตอร์ พบว่า วิธีบอซ-เจนกินส์มีรูปแบบที่เหมาะสมคือ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> และวิธีการของวินเตอร์มีรูปแบบพยากรณ์ ณ ช่วงเวลา t+1 จากเวลาปัจจุบัน t คือ  $\hat{Y}_t(I) = (\hat{\mu}_t + I \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-m}$ ,  $l=1,2,\dots,m$  และ  $\hat{Y}_t(I) = (\hat{\mu}_t + I \hat{\beta}_t) \hat{S}_{t+l-km}$ ,  $l = (k-1)m+1, (k-1)m+2, \dots, km$ ;  $k = 1, 2, 3, \dots$  ซึ่ง ค่า ป ระ ม า ณ พ า ร า มิ เต อ ร์ คือ  $\hat{\mu}_t = 0.509 (Y_t / \hat{S}_{t-m}) + 0.491 (\hat{\mu}_{t-1} + \hat{\beta}_{t-1})$ ,  $\hat{\beta}_t = 0.001 (\hat{\mu}_t - \hat{\mu}_{t-1}) + 0.999 \hat{\beta}_{t-1}$ ,  $\hat{S}_t = 0.129 (Y_t / \hat{\mu}_t) + 0.871 \hat{S}_{t-m}$  นอกจากนี้ยังพบว่า การพยากรณ์ล่วงหน้าในระยะสั้นจะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าในระยะที่ยาวขึ้น และเมื่อพิจารณาวิธีพยากรณ์ทั้ง 2 วิธี วิธีการของวินเตอร์จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่าวิธีบอซ-เจนกินส์ ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน แต่สำหรับวิธีบอซ-เจนกินส์จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่าวิธีการของวินเตอร์ ในพยากรณ์ล่วงหน้า 5 เดือน ทั้งนี้วิธีการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธีเป็นการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตโดยพิจารณาจากการเคลื่อนไหวของข้อมูลในอดีต ซึ่งจะให้ความแม่นยำกับการพยากรณ์ในระยะสั้นมากกว่าในระยะยาว แต่วิธีการใดจะให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำ

มากกว่านั้น ขึ้นอยู่กับลักษณะและข้อจำกัดของข้อมูลชุดนั้น ๆ นอกจากนี้ยังขึ้นอยู่กับตัวแบบที่เลือกใช้ของแต่ละวิธี ซึ่งในแต่ละวิธีอาจมีตัวแบบที่เหมาะสมได้หลายตัวแบบ

#### ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยครั้งนี้เป็นการเปรียบเทียบการพยากรณ์ในระยะสั้น (3 เดือน) และระยะปานกลาง (5 เดือน) ดังนั้นในการวิจัยครั้งต่อไปอาจศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์วิธีอื่น ๆ นอกเหนือจาก 2 วิธีนี้ และศึกษาการพยากรณ์ในระยะที่ยาวขึ้นเพื่อประเมินปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปสำหรับการวางแผนของหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง หรืออาจใช้วิธีการพยากรณ์รูปแบบอื่นมาศึกษาเพิ่มเติม แต่ไม่ว่าจะใช้วิธีการพยากรณ์รูปแบบใด ควรมีการปรับปรุงข้อมูลให้เป็นปัจจุบันมากที่สุด เพื่อความแม่นยำในการพยากรณ์

#### เอกสารอ้างอิง

- [1] Prathum, Chitsanupong. (2015, July-December). Feasibility Study of Carbon Dioxide Recycling using a Biological Wastewater Treatment System for Industrial Sources. *Journal of Environmental Management*, 11(2), 106-133.
- [2] Bunprom, Punpaphatpran, & Kaewdam, Jira. (2011, September-December). A study of Carbondioxide Gas Emission from alcohol beverage industrial process. *Suddhiparatad*, 25(77), 7-18.
- [3] The Energy Policy and Planning Office, Ministry Energy. (2018). *Carbon Dioxide Emission from Energy Consumption in 2017*. Retrieved June 16, 2018, from [http://www.eppo.go.th/index.php/th/energy-information/situation-co2/per-year?orders\[publishUp\]=publishUp&issearch=1](http://www.eppo.go.th/index.php/th/energy-information/situation-co2/per-year?orders[publishUp]=publishUp&issearch=1)
- [4] George Box; Gwilym Jenkins, & Gregory Reinsel. (1994). *Time series analysis: Forecasting and control*. 3rd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- [5] The Energy Policy and Planning Office, Ministry Energy. (2018). *Carbon Dioxide Emission*. Retrieved June 16, 2018, from [http://www.eppo.go.th/index.php/th/energy-information/static-energy/static-co2?orders\[publishUp\]=publishUp&issearch=1](http://www.eppo.go.th/index.php/th/energy-information/static-energy/static-co2?orders[publishUp]=publishUp&issearch=1)
- [6] Varapak, Manop. (2009). *Operation Research*. Bangkok: Chulalongkorn University.